

# 一种基于图像处理的鱼类自动分类方法 ——以四种淡水鱼为例

陈从平<sup>1,2</sup>, 吴 杞<sup>1</sup>, 吴 喆<sup>1</sup>, 吕 添<sup>1</sup>

(1.三峡大学机械与动力学院, 湖北 宜昌 443002;

2.常州大学机械工程学院, 江苏 常州 213164)

**摘 要:** 为了准确地对鱼类的品种进行自动识别, 本次研究以鳊鱼、鲫鱼、鲮鱼、草鱼四种淡水鱼为实验对象, 提出一种基于图像处理的鱼类自动识别方法。首先对鱼的外轮廓进行鱼体长度统一化处理, 再提取并计算鱼体头部轮廓夹角、鱼体尾柄宽度与尾柄中点到鱼头夹角顶点的长度之比(宽长比)等特征值, 最后运用鱼头部轮廓夹角与宽长比这两个特征对四种淡水鱼进行分类识别。研究表明, 本文所提供的分类方法能准确地对鳊鱼、鲫鱼、鲮鱼、草鱼四种淡水鱼的品种进行识别, 且识别精度达到94.97%以上。可为鱼类品种的自动识别提供指导, 具有较好的实际应用价值。

**关键词:** 图像处理; 鱼类品种识别; 鱼头夹角; 宽长比

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A

## An Automatic Identification Method for Freshwater Fishes Based on Image Processing —A Case Study of Four Species of Freshwater Fishes

CHEN Congping<sup>1,2</sup>, WU Qi<sup>1</sup>, WU Zhe<sup>1</sup>, LV Tian<sup>1</sup>

(1. Department of Mechanical and Power, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. Department of Mechanical Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China)

**Abstract:** In order to accurately identify fish species, this study takes four species freshwater fishes, including bream, crucian, bighead, grass carp, as the experimental subjects, and proposes an automatic identification method for fish species based on image processing. The first step is to unify the outer contour's length of the fish body, then to calculate the angle of fish's head and the ratio of the width of the fishtail to the length between the middle point of the fishtail and the vertex of head's angle (ratio of width to length). Finally, the angle of fish's head and the ratio of width to length are used to classify the four freshwater fishes. The results show that the method presented in this paper can accurately identify the four freshwater species, and the accuracy is over 94.97%. It can be used as a guide for the automatic identification of fish species with good practical value.

**Keywords:** image processing; fish species identification; head angle; ratio of width to length

### 1 引言(Introduction)

中国是一个拥有丰富淡水鱼资源的渔业大国, 但我国的水产养殖自动化水平与发达国家相比还存在较大差距, 水产加工工业自动化水平也相对滞后。其中, 淡水鱼在加工前需要

完成对不同种类的鱼进行分类任务, 我国依然主要是用传统的人工操作方法进行挑选, 这种方法存在的缺点有: 作业环境恶劣, 劳动强度大, 损伤鱼体, 效率低<sup>[1]</sup>。随着计算机技术的高速发展, 新概念、新方法、新理论的不断涌出, 机器

视觉技术已经广泛的应用到各行各业中,其中在农业领域应用尤为突出,例如对水果大小分级<sup>[2-4]</sup>、表面损伤检测<sup>[5,6]</sup>及通过表面颜色进行成熟度检测<sup>[7-9]</sup>等方面有重要的应用。在淡水鱼种类识别研究方面, D.J.white<sup>[10]</sup>等人利用机器视觉技术对比目鱼的七种不同品种通过颜色与形状特征的提取进行分类,准确率达到99.8%。张志强<sup>[11]</sup>等人运用数字图像处理技术对淡水鱼图形进行处理,提取其各个颜色分量及长短轴之比等特征值,运用该值建立有关淡水鱼的品种识别模型,最终实现鲢、鲫、鳊、鲤这四种淡水鱼的品种识别,准确率达到96.67%。吴一全<sup>[12]</sup>等人提出了一种基于krawtchouk矩、灰度共生矩阵、蜂群优化多核最小二乘支持向量机的识别方法,并通过编程对鳊、鳙、鲫、草、青鱼五种淡水鱼进行了分类识别,各类鱼的精度均可达到83.33%以上。2016年,涂兵<sup>[13]</sup>等利用机器视觉技术提出一种基于鱼体背部轮廓相关系数算法的鱼品种分类方法,通过计算鱼体轮廓与建立的四种鱼的背部轮廓数学模型之间的数值关系进行鱼类自动识别,精度均能达到91%以上。

以上四种鱼类识别方法分别是以颜色分量、局部形状、长短轴之比、纹理、背部轮廓为特征对指鱼类进行识别,虽然已取得了良好的分类效果,但是使用颜色分量、纹理为特征,实验结果容易受到外界光线强度,鱼鳞损伤程度、鱼类活性程度等因素影响,而使用局部形状、长短轴之比、背部轮廓为特征,实验结果也易受到尾部完整程度、鱼鳍张开程度、鱼体大小程度等因素影响。为了减少上述因素对鱼类识别精度造成的严重影响,本文将通过机器视觉技术,并提取鱼体头部夹角和宽长比例两个不易受外界干扰的参数为特征,建立淡水鱼的识别模型,对鳊鱼、鲫鱼、鲢鱼、草鱼四种常见淡水鱼进行识别分类处理,取得了较好的分类效果。

## 2 试验材料和方法(Test materials and methods)

### 2.1 试验材料和设备

采用鳊鱼、鲫鱼、鲢鱼、草鱼等具有代表性的四种淡水鱼进行实验研究,每种鱼45条,共180条。其中,120条(每种鱼30条)作为训练样本,用于提取特征并建立识别模型;其余60条(每种15条)则作为测试样本对模型进行验证。试验采用图1所示的图像采集系统进行鱼体图像进行采集。硬件部分主要包括鱼传送装置、检测箱、托盘、摄像机、丝杆、环形光源、PC机等组成。其中摄像机采用的是深圳京航科技生产的JHSM500f-E型工业相机(USB接口),光源采用32W的白色环LED灯,检测箱内部各面为黑色不反光平面,底部托盘为白色面板。软件部分基于VS2013平台使用C++语言调用OPENCV3.0库进行开发,用于图像预处理和鱼轮廓特征数据

提取。

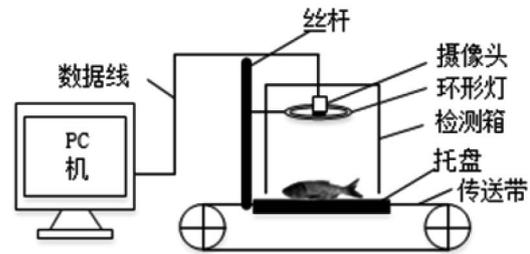


图1 图像采集系统示意图

Fig.1 Image acquisition system diagram

### 2.2 图像预处理

本文主要对四种淡水鱼的品种识别是通过提取鱼体特征,主要包括鱼体头部夹角及角顶点坐标,鱼体尾柄高度及尾柄中点坐标,然后建立识别模型。其中具体的图像处理流程如图2所示。



图2 鱼类识别流程图

Fig.2 Fish identification flow chart

通过摄像机采集的图像大小为1920\*1200像素,为了尽可能避免因图像过大而导致图像处理效率降低,将采集的每一张图像自动裁剪成大小为780\*280像素的标准图像,且保证鱼体图像在其中间,并进一步对裁剪后图像进行灰度化处理,规则是:任意一个像素点中的R(红)、G(绿)、B(蓝)颜色分量值,采用灰度化公式 $Gray = 0.3R + 0.59G + 0.11B$ 计算出该点的灰度值,并用每个点的灰度值代替该像素点的像素值,结果如图3所示。

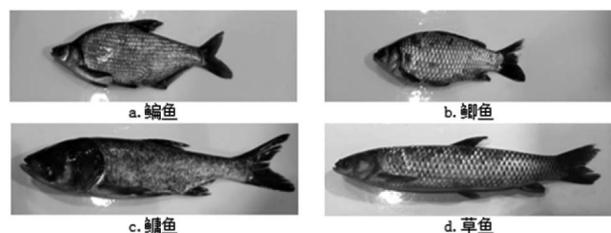


图3 四种淡水鱼的灰度图像

Fig.3 Grayscale images of four freshwater fishes

为突出作为前景的鱼体及其轮廓，对灰度图进行二值化，通过大量实验提取并设定灰度阈值设定为130，以此为标准对图4进行二值化的结果如图4所示。

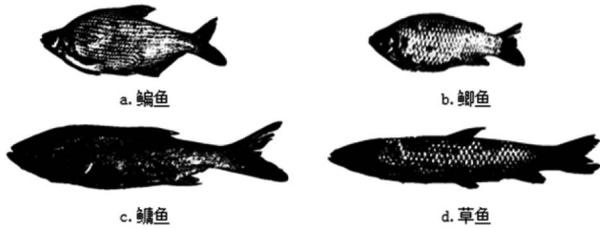


图4 四种淡水鱼图像的二值化结果

Fig.4 Results of image binarization of the four freshwater fishes

为了获得鱼体的外部轮廓，对二值化图像进行目标轮廓自动提取，并将线宽设置为1个像素，从而得到各类鱼的图像轮廓如图5所示。

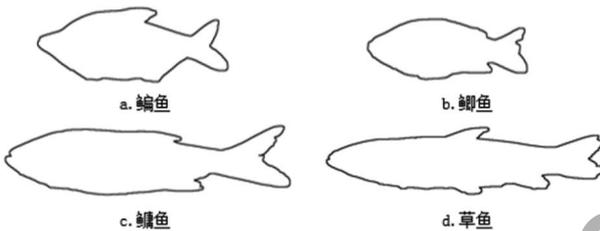


图5 四种淡水鱼的图廓提取图像

Fig.5 Contour extraction of the four freshwater fishes

在提取所需的鱼体轮廓参数之前，为降低鱼体本身尺寸差异对轮廓参数数值的影响，需要对鱼轮廓进行长度统一化处理，具体的方法是：寻找当前鱼体轮廓的最小外接矩形，接着对鱼体轮廓在长宽方向进行等比缩放，使所有鱼的轮廓长度为L(设定的已知参数)个像素，图6为对图5长度统一化后的结果图。

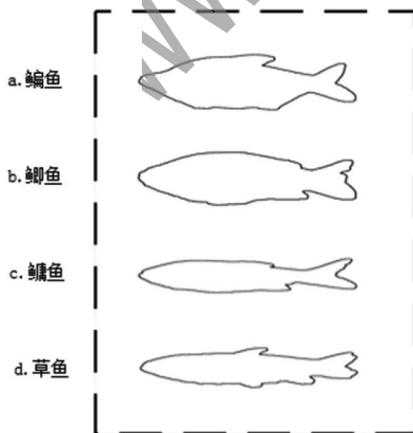


图6 轮廓长度统一化图

Fig.6 Unified contour length of the fishes

### 3 特征参数提取(Feature parameter extraction)

#### 3.1 鱼体头部轮廓夹角提取

提取鱼嘴附近上、下轮廓点群，再将两个点群分别利用最小二乘原理进行线性拟合，拟合成的两条直线的夹角 $\alpha$ (锐角)定义为鱼体头部轮廓夹角，夹角顶点坐标记为A。实际中发现，若拍摄时鱼嘴处于不同程度张开状态会影响提取的角 $\alpha$ 的正确性。针对该问题，本文通过大量实验统计发现，只提取如图7所示的 $L_1 : x = L/45$ 、 $L_2 : x = L/7$ 两直线区间里的部分的鱼头轮廓点群分别进行直线拟合时准确度最高。图7为以鳊鱼为例并利用上述方法得到鱼体头部夹角 $\alpha$ 和夹角顶点A( $x_A, y_A$ )。

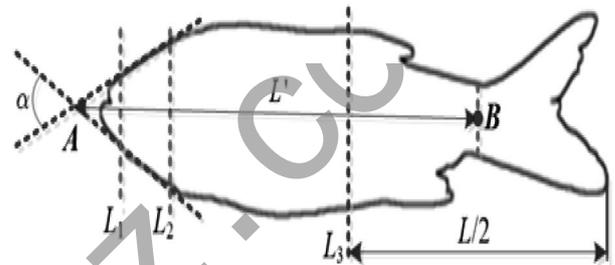


图7 鳊鱼轮廓特征参数提取示意图

Fig.7 Sketch map of Bighead profile feature extraction

#### 3.2 鱼体尾柄高及其中点坐标提取

如图7所示，对鱼体轮廓后半段即图示的 $L_3 : x = L/2$ 至鱼尾的轮廓段逐列扫描，记每列扫描到的上下轮廓点(像素值为0)坐标分别为 $(x_i, y_i^u)$ 、 $(x_i, y_i^d)$ ，其中 $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 为扫描列数，上标 $u$ 、 $d$ 分别指同一列上的上、下轮廓，则鱼身某处的宽度 $h_i$ 为：

$$h_i = y_i^d - y_i^u$$

则可认为鱼的尾柄宽度H为：

$$H = \min(h_i)$$

尾柄中点坐标为：

$$B(x_B, y_B) = (x_i, H/2)$$

实际计算过程中，若搜索到某列轮廓点数大于2个，则认为该部位存在鱼鳍，将该列数据全部舍去。定义鱼身长度参数：

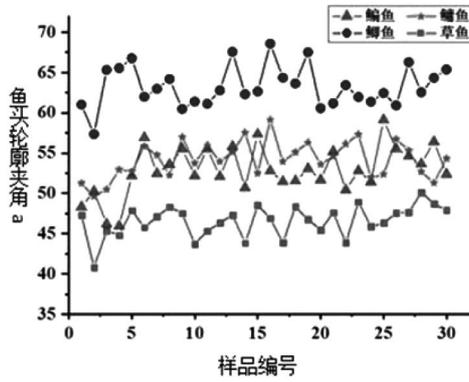
$$L' = AB = \sqrt{(x_B - x_A)^2 + (y_B - y_A)^2}$$

鱼的宽长比k定义为

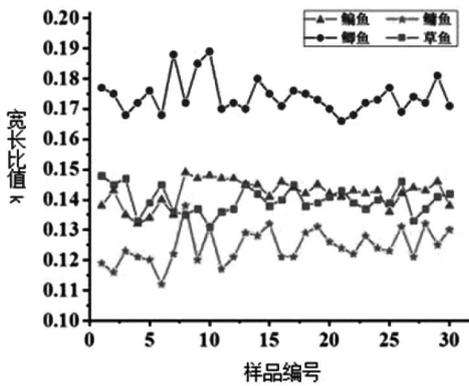
$$k = \frac{H}{L'}$$

### 4 实验结果与分析(Experimental results and analysis)

通过提取并计算120条淡水鱼的头部轮廓夹角 $\alpha$ 和宽长比的范围，其结果分布如图8所示。



(a)四种淡水鱼鱼体头部夹角大小分布图



(b)四种淡水鱼鱼体宽长比值分布图

图8 四种淡水鱼鱼体头部夹角及宽长比值分布图

Fig.8 Distribution of head angle and width length ratio of four freshwater fishes

通过对分布图的统计可以得到每类鱼的鱼体头部夹角大小和宽长比的均值、方差、阈值区间，具体如表1所示。

表1 鱼体头部夹角大小和宽长比统计结果

Tab.1 Statistical results of the angles and width to length ratios of fishes

特征	种类	均值	方差	阈值区间
头部轮廓夹角 $\alpha$ (度)	鳊鱼	52.90	9.26	45.93—59.12
	鲫鱼	63.25	6.42	57.34—68.56
	鳙鱼	54.21	5.18	49.62—59.13
	草鱼	46.38	4.40	40.80—50.12
鱼体宽长比值 $k$	鳊鱼	0.141	2.06	0.132—0.149
	鲫鱼	0.174	3.41	0.166—0.189
	鳙鱼	0.124	3.29	0.112—0.138
	草鱼	0.139	2.15	0.131—0.148

结合图8和表1可以看出，草鱼的头部夹角分布在40.8—50.12度，而鲫鱼头部轮廓夹角分布在57.34—68.56度，且与鳊鱼和鳙鱼的头部夹角范围有显著区别，即通过判别鱼的头

部轮廓夹角即可识别出草鱼和鲫鱼。但是，鳙鱼和鳊鱼头部夹角大小范围存在交叉，区分度不够明显，若仅从鱼头部夹角来考虑，无法将鳙鱼、鳊鱼进行分类。

进一步考查图8(b)和表1可以发现，鳙鱼的宽长比分布为0.112—0.138度，鳊鱼的宽长比分布为0.132—0.149度，即鳙鱼和鳊鱼的宽长比分布区间有较为显著的区别。因而，首先通过鱼头部轮廓夹角识别出草鱼和鲫鱼后，在此基础上，可进一步通过比较鱼的宽长比识别出鳙鱼和鳊鱼，最终实现对四种淡水鱼类进行识别。

将检验样本中60条鱼的图像经过上述处理，得到鱼体头部夹角 $\alpha$ 和宽长比 $k$ ，再将两个特征值代入识别模型进行验证，结果统计如表2所示，对四种淡水鱼品种的识别的准确率可达94.97%。出现偏差的主要原因在于提取鱼轮廓不够准确所导致，但总的来说，本文识别方法中所设计的两个鱼体特征参数具有较好的稳定性，不易受外界影响而改变，从而使该识别方法具有更好的可靠性。

表2 实验验证及结果

Tab.2 Experimental verification and results

品种	样品总数	识别数量	正确率%
鳊鱼	15	13	86.66
鲫鱼	15	15	100
鳙鱼	15	15	100
草鱼	15	14	93.33
总计	60	57	94.97

### 5 结论(Conclusion)

本文提出了一种基于鱼类头部轮廓夹角和鱼体宽长比两个主要特征的淡水鱼种类识别的新方法。首先采集要识别的鱼类图像并进行相关的预处理，得到鱼体轮廓图；然后将轮廓图中的鱼体长统一化，再求取鱼体头部夹角、鱼体尾柄宽度与尾柄中点到鱼头夹角顶点之间长度比例；最后根据鱼头轮廓夹角与宽长比特征值的分布规律建立分类模型并确定要识别的鱼所属种类。实验结果表明，该方法在四种常见淡水鱼种类识别方面取得了较好的结果，能为鱼种类识别提供新的思路和指导。

### 参考文献(References)

[1] 陈胜军,曾名勇.淡水鱼加工利用的研究进展[J].中国水产,2002(5):70—71.  
 [2] 林开颜,吴军辉,徐立鸿.基于计算机视觉技术的水果形状分级方法[J].农业机械学报,2005,36(6):71—74.  
 [3] 司永胜,乔军,刘刚,等.基于机器视觉的苹果识别和形状特征

- 提取[J].农业机械学报,2009,40(8):161-165.
- [4] 李国进,董第永,陈双.基于计算机视觉的芒果检测与分级研究[J].农机化研究,2015(10):13-18.
- [5] Xu L M,Zhao Y C,Li D L.Automated strawberry grading system based on image processing[J].Computers & Electronics in Agriculture,2010,71(1):S32-S39.
- [6] 应义斌,饶秀勤,赵匀,等.机器视觉技术在农产品品质自动识别中的应用(I)[J].农业工程学报,2000,16(1):103-108.
- [7] 何东健,杨青,薛少平,等.果实表面颜色计算机视觉分级技术研究[J].农业工程学报,1998,14(3):202-205.
- [8] 应义斌,付峰.水果品质机器视觉检测中的图像颜色变换模型[J].农业机械学报,2004,35(1):85-89.
- [9] Blasco J,Cubero S,G ó mezsanch í s J,et al.Development of a machine for the automatic sorting of pomegranate (Punica granatum) arils based on computer vision[J].Journal of Food Engineering,2009,90(1):27-34.
- [10] White D J,Svelling C,Strachan N J C.Automated measurement of species and length of fish by computer vision[J].Fisheries Research,2006,80(2-3):203-210.
- [11] 张志强,牛智有,赵思明,等.基于机器视觉技术的淡水鱼质量分级[J].农业工程学报,2011,27(2):350-354.
- [12] 吴一全,殷骏,戴一冕,等.基于蜂群优化多核支持向量机的淡水鱼种类识别[J].农业工程学报,2014,30(16):312-319.
- [13] 涂兵,王锦萍,王思成,等.基于背部轮廓相关系数算法的淡水鱼种类识别研究[J].计算机工程与应用,2016,52(16):162-166.

### 作者简介:

陈从平(1976-),男,博士,教授.研究领域:3D打印,机器视觉,机器学习,机电系统控制.

吴杞(1992-),男,硕士生.研究领域:机器视觉,机器学习.

吴喆(1993-),男,硕士生.研究领域:机器视觉,机器学习.

吕添(1992-),男,硕士生.研究领域:3D打印.

(上接第21页)

器中数据,仅需要1—100个时钟周期就可以获得这个数据。实际使用常数存储器时的速度一般还是低于寄存器或者共享存储器,但还是明显高于将数据存放在全局存储器中的情况。常数存储器空间较小,只有64kB。由于叠前逆时偏移在算法中还需读取炮点坐标文件和每一炮含有104道的计数文件,大小为2.9kB和960Bytes,而且是相对不变量,因此,在叠前逆时偏移并行算法中可将炮点坐标文件和统计每炮含有多少地震道文件放入常数存储器中,用来加速坐标的读取。

### 5.3 全局存储器存储优化

叠前逆时偏移算法中在震源波场顺时外推的过程中需要保存波场快照,若以每5ms保存一次快照来计算,一炮数据偏移过程中保存的波场快照约为3.5G,原有的算法将如此大的数据量保存到刀片机当前节点的硬盘上,不同进程将不同数据保存在不同的节点硬盘上,同时进行多节点I/O存取,时间延迟会非常大。本文选用Tesla C2075 GPU型号,该GPU的全局存储器的容量达到4GB,因此可将单炮偏移结果保存到GPU的全局存储器下,然后直接进行检波点波场逆推,省去原来从磁盘读到内存,从内存读到CPU的I/O传输时间,同时也省去CPU-GPU主机与设备之间低吞吐量数据传输的时间。

### 5.4 GPU集群存储优化

采用GPU集群进行叠前逆时偏移并行运算,一个节点上插有两块或四块GPU卡,10个节点以上的GPU集群。节点之间使用MPI通信,节点内部使用两块GPU进行细粒度计算,保存的波场快照保存到当前节点的磁盘上。

## 6 结论(Conclusion)

为提高叠前逆时偏移计算效率,本文运用MPI+CUDA混

合粒度相结合的并行方式,提出叠前逆时偏移算法中更加合理的地震数据分割方式,更加合理地划分并行任务,并总结出MPI+CUDA并行编程模型,将此模型应用于叠前逆时偏移算法中,提出叠前逆时偏移的混合粒度并行算法。同时,本文还提出叠前逆时偏移算法的存储优化策略,更高效的利用GPU上各类存储器,以进一步降低数据访问所造成的时间延迟。

### 参考文献(References)

- [1] Foley D,Danskin J.Ultra-Performance Pascal GPU and NVLink Interconnect[J].IEEE Micro,2017,37(2):7-17.
- [2] Marchesini S,Krishnan H,Daurer B J,et al.SHARP:a distributed GPU-based Ptychographic solver[J].Journal of Applied Crystallography,2016,49(4):1245-1252.
- [3] Tan Y,Ding K.A Survey on GPU-Based Implementation of Swarm Intelligence Algorithms[J].IEEE Transactions on Cybernetics,2016,46(9):2028-2041.
- [4] Obrecht C,Asinari P,Kuznik F,et al.Thermal link-wise artificial compressibility method:GPU implementation and validation of a double-population model[J].Computers & Mathematics with Applications,2016,72(2):375-385.
- [5] Wang T,Jiang Z,Kemao Q,et al.GPU Accelerated Digital Volume Correlation[J].Experimental Mechanics,2016,56(2):1-13.

### 作者简介:

韩菲(1985-),女,博士,高级架构师.研究领域:GPU并行计算,高性能计算,人工智能.

李炜(1975-),男,硕士,高级架构师.研究领域:高性能计算,高性能存储.